

Analisis Opini Publik Sosial Media X Menggunakan *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) pada Awal Pemerintahan Prabowo–Gibran

Naura Ulayya Nariswari¹, Amri Muhaimin², Dwi Arman Prasetya³

^{1,2,3} Program Studi Sains Data, Universitas Pembangunan Nasional “Veteran” Jawa Timur

¹22083010034@student.upnjatim.ac.id

²amri.muhaimin.stat@upnjatim.ac.id

³arman.prasetya.sada@upnjatim.ac.id

Corresponding author email: amri.muhaimin.stat@upnjatim.ac.id

ABSTRAK

Abstrak—Perkembangan media sosial sebagai ruang diskusi publik telah mengubah cara masyarakat membentuk opini terhadap isu-isu pemerintahan. Platform media sosial X menjadi salah satu medium utama bagi masyarakat Indonesia untuk mengekspresikan pandangan politik dan sosial secara *real-time*. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis isu dan dinamika opini publik terhadap pemerintahan Presiden dan Wakil Presiden Prabowo Subianto–Gibran Rakabuming Raka selama satu tahun pertama masa jabatannya dengan menggunakan pendekatan *topic modeling* berbasis *Latent Dirichlet Allocation* (LDA). LDA merupakan model *probabilistic generative* yang digunakan dalam analisis teks untuk menemukan pola topik tersembunyi (*hidden topics*) dari kumpulan dokumen besar yang tidak berlabel. Metode ini digunakan untuk mengelompokkan dan mengidentifikasi tema dominan dari kumpulan data unggahan (*tweet*) berbahasa Indonesia yang diperoleh dari media sosial X dalam periode Oktober 2024–Oktober 2025. Analisis dilakukan untuk menelusuri tema utama percakapan publik serta mengidentifikasi isu yang paling banyak mendapat perhatian masyarakat. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model mencapai nilai *coherence score* tertinggi sebesar 0,52 pada enam topik, yang kemudian ditetapkan sebagai jumlah topik optimal. Setiap topik memiliki representasi isu yang berbeda, seperti dinamika birokrasi, reformasi kepolisian, kebijakan pertahanan, aktivitas kementerian, hingga diskursus diplomasi internasional. Temuan ini menunjukkan bahwa LDA mampu memberikan gambaran mengenai kecenderungan isu publik pada awal pemerintahan Prabowo–Gibran

Keywords: analisis isu publik, sosial media X, analisis teks, *topic modeling*, *Latent Dirichlet Allocation* (LDA)

I. PENDAHULUAN

Sebagai salah satu *Social Network Service* (SNS), media sosial X memungkinkan pertukaran opini dalam jumlah sangat besar dan sering dimanfaatkan sebagai sumber informasi untuk pengambilan keputusan [1]. Dengan lebih dari 500 juta *tweet* per hari, analisis manual terhadap percakapan publik di media sosial X menjadi hampir mustahil. Oleh karena itu, *topic modeling* menjadi metode penting untuk mengelompokkan dan mengekstraksi tema utama secara efisien, memantau tren yang sedang berkembang, serta membedakan isu dominan di berbagai domain [2].

Tahun pertama masa jabatan presiden dan wakil presiden merupakan periode yang krusial dalam menetapkan arah politik, sosial, dan ekonomi suatu pemerintahan [3]. Lebih dari sekadar masa transisi, tahun pertama masa jabatan suatu pemerintahan sering kali dianggap sebagai *golden time* bagi pemerintahan baru untuk membangun kepercayaan publik dan menciptakan kesan pertama terhadap kinerja kepemimpinan [4]. Pada fase tersebut, setiap kebijakan, pernyataan, dan keputusan strategis memiliki

dampak signifikan terhadap persepsi masyarakat serta legitimasi politik pemerintahan di mata publik [5].

Hal tersebut semakin perlu untuk dilakukan pemantauan seiring dengan dimulainya periode pemerintahan Presiden dan Wakil Presiden terpilih yaitu Prabowo Subianto dan Gibran Rakabuming Raka (2024-2029). Sebagai pemerintahan baru yang lahir dari dinamika politik pasca Pemilu 2024, masa awal kepemimpinan tersebut menjadi periode yang sangat krusial untuk melihat bagaimana publik menanggapi kebijakan, arah pemerintahan, dan citra politik keduanya di ruang diskusi digital [6].

Dalam satu tahun pertama masa jabatan ini, ruang digital khususnya *platform* media sosial X dipenuhi oleh berbagai klaim, analisis, dan laporan mengenai tingkat kepuasan dan evaluasi kinerja pemerintahan. Namun, sebagian besar informasi yang beredar, termasuk rilis dari lembaga survei, umumnya didasarkan pada metode konvensional seperti penyebaran kuesioner atau *polling* terbatas. Metode ini sering kali bersifat *self-reported* dan memiliki keterbatasan dalam menangkap opini yang spontan, masif, dan tidak terstruktur dari jutaan pengguna harian, sehingga akurasi sulit diverifikasi.

Analisis teks merupakan proses mengolah dan memahami untuk mendapatkan informasi tertentu. Berbagai bentuk teks dapat diproses guna mengekstraksi inti, makna, serta nilai yang terkandung di dalamnya. Pemilihan metode analisis sangat bergantung pada tujuan penelitian, sehingga dapat diterapkan pada beragam bidang seperti sosial, kesehatan, budaya, hingga politik. Analisis teks dilakukan melalui beberapa tahapan, yaitu pengumpulan data, pemrosesan teks dengan membersihkan elemen yang tidak diperlukan (seperti tautan, karakter khusus, dan penyamaan huruf), tokenisasi dengan memisahkan teks menjadi satuan kata, serta ekstraksi fitur yang dibutuhkan untuk analisis lanjutan [7].

Topic modeling adalah teknik analisis teks yang digunakan untuk mengidentifikasi pola atau tema tersembunyi (topik) dalam kumpulan dokumen yang besar. Dengan memanfaatkan algoritma statistik dan pembelajaran mesin, *topic modeling* secara otomatis mengelompokkan kata-kata yang sering muncul bersama ke dalam satu topik, sehingga memudahkan pemahaman struktur dan isi dokumen tanpa perlu membaca satu per satu secara manual. Metode ini sangat berguna dalam berbagai bidang seperti analisis media sosial, riset pasar, dan pengolahan informasi, terutama ketika menghadapi data teks yang sangat besar dan kompleks. Salah satu teknik populer dalam *topic modeling* adalah *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), yang memungkinkan representasi dokumen sebagai campuran dari beberapa topik sekaligus [8].

LDA menjadi salah satu metode pemodelan teks probabilistik yang paling banyak digunakan dalam *machine learning*. Berdasarkan metode LDA, setiap dokumen dianggap sebagai campuran dari berbagai topik, dan LDA mengekstrak topik dari kumpulan dokumen berdasarkan kata-kata yang terkandung di dalamnya. Dalam konteks perusahaan konstruksi, terdapat istilah-istilah spesifik yang umum digunakan seperti 'proyek', 'bangunan', 'anggaran', dan 'warga', sehingga data terbaru dikumpulkan untuk memasukkan istilah-istilah terkini ke dalam pemodelan. Istilah-istilah spesifik ini kemudian diekstraksi dari konten media sosial dengan memanfaatkan kemampuan LDA [9].

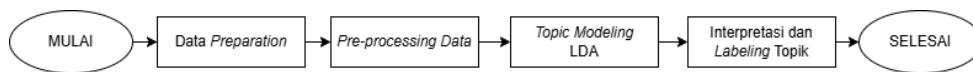
Penelitian terdahulu yang dilakukan dengan menggunakan algoritma *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk pemodelan topik menunjukkan hasil yang cukup memuaskan. Seperti pada penelitian [10] LDA berhasil mengidentifikasi topik keluhan pelanggan dengan akurasi 70%. Selain itu, pada analisis ulasan aplikasi *Netflix* oleh [11] LDA mampu mengidentifikasi topik utama terkait metode pembayaran. Lalu, penelitian lainnya oleh [9] dalam analisis percakapan *Twitter* di Makasar, LDA berhasil mengidentifikasi tren percakapan dengan topik yang koheren.

Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) dalam melakukan *topic modeling* pada data teks sosial yang berhubungan dengan pemerintahan. Meskipun metode LDA sudah banyak digunakan

seperti pada penelitian terdahulu sebelumnya, fokus utama dalam penelitian ini adalah penerapan dan analisis hasil model pada konteks teks sosial pemerintahan. Dengan demikian, penelitian ini dapat memberikan gambaran mengenai topik-topik utama yang berkembang dalam diskursus publik terkait isu pemerintahan berdasarkan data teks yang tersedia.

II. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilakukan melalui empat tahapan utama yang dapat dilihat pada Gambar 1, yaitu data *preparation*, *pre-processing* data, *topic modelling* menggunakan LDA, dan yang terakhir yaitu interpretasi dan *labeling* manual pada topik.



Gambar 1. Diagram Alir Penelitian

II.1 Data Preparation

Data dalam penelitian ini diperoleh dari unggahan publik pada media sosial X melalui proses *scraping* menggunakan *Twitter Harvesting*. Pengambilan data dilakukan selama satu tahun pertama masa pemerintahan Presiden Prabowo Subianto dan Wakil Presiden Gibran Rakabuming Raka, yakni pada periode 20 Oktober 2024 hingga 20 Oktober 2025. Proses pengumpulan dilakukan dengan menggunakan kata kunci, yaitu “Prabowo Gibran”. Pengambilan data akan dilakukan sebanyak 1.300 komentar. Dataset yang diperoleh ini sudah dalam bentuk file CSV dengan 15 kolom yang berisikan: *conversation_id_str*, *created_at*, *favorite_count*, *full_text*, *id_str*, *image_url*, *in_reply_to_screen_name*, *lang*, *location*, *quote_count*, *reply_count*, *retweet_count*, *tweet_url*, *user_id_str*, *username*.

II.2 Pre-processing Data

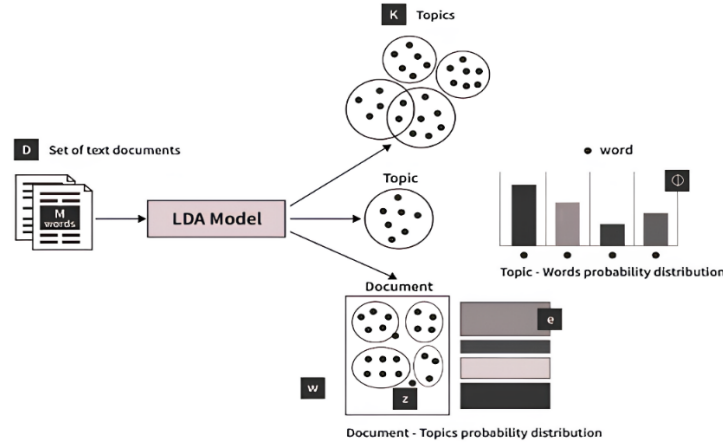
Pre-processing data merupakan langkah penting untuk menyiapkan data teks sebelum dilakukan analisis lebih lanjut. Proses ini meliputi mengubah semua huruf menjadi kecil agar kata yang sama tidak diperlakukan berbeda, menghapus elemen yang tidak penting seperti tanda baca, angka, dan simbol, serta memecah teks menjadi bagian-bagian kecil atau token [12]. Selain itu, kata-kata umum yang tidak memberikan makna signifikan dihilangkan agar fokus pada kata-kata penting, dan setiap kata disederhanakan ke bentuk dasarnya untuk mengurangi variasi dan meningkatkan kualitas analisis.

Tabel 1. Data setelah dilakukan *Pre-processing*

No	<i>Cleaned Text</i>
1	[mencatat, capaian, infrastruktur]
2	[ketakutan, beralasan, lawan, diremehkan, direndahkan, martabatnya, menjelma, jokowi, individual]
...	...
1.300	[dukung, sinergi, industri, pendidikan, kemandirian, teknologi]

II.3 Topic Modelling LDA

Latent Dirichlet Allocation (LDA) yaitu sebuah model *probabilistic generative* yang digunakan dalam analisis teks untuk menemukan pola topik tersembunyi (*hidden topics*) dari kumpulan dokumen besar yang tidak berlabel [13]. Model ini diperkenalkan oleh Blei, dkk pada tahun 2003, dan hingga kini masih menjadi algoritma paling populer dalam *topic modelling*.



Gambar 2. Topic Modeling LDA

Secara konseptual, LDA mengasumsikan bahwa:

- Setiap dokumen merupakan kombinasi dari beberapa topik dengan proporsi tertentu.
- Setiap topik direpresentasikan oleh sekumpulan kata yang memiliki probabilitas kemunculan tertinggi dalam topik tersebut.
- Dengan mempelajari pola kemunculan kata di seluruh dokumen, LDA dapat menemukan struktur tematik tersembunyi di balik teks tanpa perlu anotasi manual.

Secara perhitungan algoritma LDA untuk mengenali pola tersembunyi di balik kumpulan teks dan menentukan tema utama dari dokumen secara otomatis dapat dituliskan sebagai berikut [14]:

$$P(W, Z, \theta, \phi; \alpha, \beta) = \prod_{j=1}^M P(\theta_j; \alpha) \prod_{i=1}^K P(\phi_i; \beta) \prod_{t=1}^N P(Z_j, t | \theta_j) \times P(W_j, t | \phi_j, t) \quad (1)$$

Secara matematis, persamaan LDA di atas menggambarkan bagaimana model menghasilkan topik dan kata dalam sebuah korpus secara probabilistik. Setiap dokumen memiliki distribusi topik (θ) yang dibentuk berdasarkan parameter α , dan setiap topik memiliki distribusi kata (ϕ) berdasarkan parameter β . Untuk setiap kata dalam dokumen, model terlebih dahulu memilih topik tertentu (Z) dari distribusi topik dokumen, kemudian memilih kata (W) dari distribusi kata pada topik tersebut. Probabilitas keseluruhan dihitung dari kombinasi distribusi dokumen setiap topik, topik dengan kata, serta penugasan topik pada setiap kata. Dengan cara ini, LDA mengidentifikasi pola tersembunyi dan tema utama dalam kumpulan teks secara otomatis.

II.4 Interpretasi dan Labeling Topik

Tahap terakhir adalah interpretasi topik. Dari daftar kata dengan bobot terbesar pada tiap topik, peneliti memberikan label yang sesuai dengan konteks. Sebagai contoh, topik dengan kata dominan 'budi', 'mbg', 'purbaya', 'target', 'pejabat', 'manokwari', 'arie', 'reshuffle' dilabeli sebagai "Isu Birokrasi & Pejabat Kementerian".



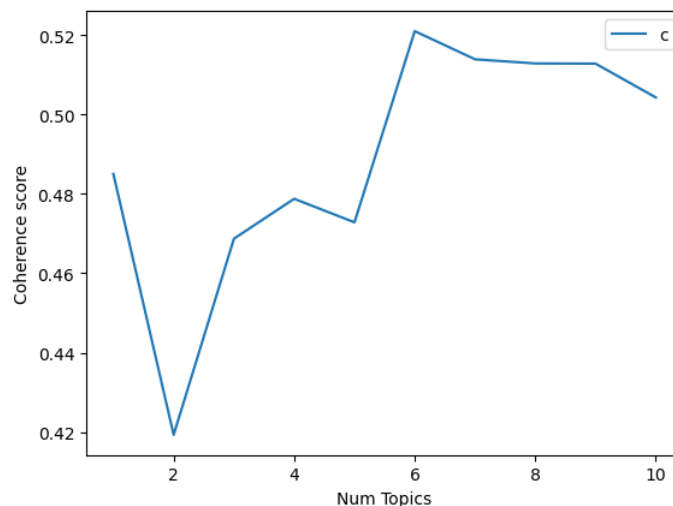
Gambar 3. Daftar topik beserta isu didalamnya

Proses interpretasi topik dilakukan dengan mengidentifikasi kata-kata dengan bobot tertinggi pada setiap topik, kemudian menganalisis keterkaitan semantik antar kata untuk memastikan adanya pola makna yang konsisten. Selanjutnya, peneliti menghubungkan kata-kata dominan tersebut dengan konteks sosial dan isu pemerintahan yang relevan agar pelabelan tidak hanya bersifat sembarang, tetapi juga sesuai dengan wacana publik yang sedang berkembang. Melalui tahapan ini, peneliti kemudian memberikan label topik secara manual berdasarkan pemahaman kontekstual sehingga keluaran LDA dapat diterjemahkan menjadi informasi yang lebih bermakna, dapat dipahami, dan relevan dengan tujuan analisis dalam mengidentifikasi kecenderungan isu yang dibahas publik pada periode penelitian.

III. HASIL DAN ANALISIS

III.1 Tren *Coherence Score*

Proses pemodelan topik menggunakan algoritma *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) menghasilkan beberapa alternatif jumlah topik (k) yang dievaluasi berdasarkan nilai *Coherence Score* (c_v). *Coherence score* digunakan untuk mengukur seberapa koheren atau masuk akal kumpulan kata dalam suatu topik jika dipahami oleh manusia.



Gambar 3. *Tren Coherence Score*

Berdasarkan grafik, nilai *coherence* dievaluasi pada rentang $k = 1$ hingga $k = 10$. Pola yang muncul dapat dijelaskan sebagai berikut:

- $k = 1$, *Coherence* relatif tinggi (0.48) karena seluruh dokumen dipaksa berada dalam satu topik sehingga seluruh informasi bercampur. Namun model menjadi tidak informatif secara substantif karena tidak ada pemisahan isu.
- $k = 2$, *Coherence* menurun drastis (0.42). Hal ini mengindikasikan bahwa dua topik tidak cukup untuk mewakili keragaman isu pada data.
- $k = 3-5$, *Coherence* meningkat dan relatif stabil dalam rentang 0.47–0.48. Ini menunjukkan mulai terbentuknya topik-topik yang lebih terpisah, namun masih ada tumpang tindih konteks antar isu.
- $k = 6$, *Coherence* mencapai nilai tertinggi (0.52). Pada titik ini, model berhasil memisahkan dokumen ke dalam kelompok topik yang paling koheren secara semantik. Artinya, jumlah enam topik mencerminkan struktur alami dalam data.
- $k = 7-9$, *Coherence* tetap tinggi dan stabil (0.513–0.515), namun tidak melampaui nilai maksimum pada $k=6$. Ini menunjukkan model mulai menciptakan topik yang lebih spesifik tetapi juga lebih sempit sehingga tidak meningkatkan kualitas interpretasi secara signifikan.

- f. $k = 10$, *Coherence* sedikit menurun (0.505), menandakan fragmentasi topik dan potensi overfitting, yakni dokumen dipaksa masuk ke topik-topik yang terlalu kecil dan kurang bermakna.

Dari hasil evaluasi yang telah dilakukan, jumlah topik optimal yang dihasilkan adalah enam topik. Pemilihan jumlah ini didukung oleh nilai koherensi (*coherence score*) tertinggi yang diperoleh pada $k=6$, serta didukung pula oleh kestabilan nilai koherensi yang tidak menunjukkan peningkatan signifikan setelah jumlah topik tersebut. Secara metodologis, pemilihan enam topik ini konsisten dengan prinsip dasar *Latent Dirichlet Allocation* (LDA), yaitu menentukan jumlah topik minimum yang mampu memaksimalkan koherensi tanpa menimbulkan redundansi atau pembentukan topik yang kurang bermakna.

Setelah proses pemodelan, masing-masing topik yang terbentuk memperlihatkan kelompok kata dominan yang koheren secara semantik. Hal ini mencerminkan adanya isu-isu berbeda yang berkembang dalam percakapan publik di media sosial. Dengan demikian, keenam topik tersebut memberikan gambaran umum yang jelas mengenai struktur diskursus masyarakat dalam konteks penelitian yang sedang dilakukan, sehingga mampu merepresentasikan variasi isu dan pola pembicaraan yang terjadi secara efektif.

III.2 Evaluasi Hasil

Berdasarkan hasil pemodelan topik menggunakan metode LDA dengan jumlah topik optimal sebanyak enam, diperoleh koherensi (*coherence score*) sebesar 0,5210. Nilai ini menunjukkan tingkat kekonsistenan semantik yang cukup baik antar kata-kata dominan dalam tiap topik, sehingga menandakan model mampu mengelompokkan kata-kata yang relevan secara konseptual.

Tabel 2. *Topic Division* dan Nilai Koherensinya

<i>Topic</i>	<i>Terms</i>
T0	'0.005*"budi" + 0.005*"mbg" + 0.004*"purbaya"+0.004*"target" + '0.004*"pejabat" + 0.004*"sma" + 0.003*"out" + 0.003*"manokwari" +0.003*"arie" + 0.003*"reshuffle"'
T1	'0.018*"jokowi" + 0.008*"kapolri" + 0.007*"mbg" + 0.007*"bumn" + "0.006*"polri" + 0.005*"listyo" + 0.005*"sigit" +0.005*"reformasi" + "0.005*"jenderal" + 0.004*"dukung"'
T2	'0.011*"jokowi" + 0.009*"kementerian" + 0.009*"mendukung" + 0.008*"telantar" + 0.007*"pemanfaatan" + 0.007*"lahan" +0.007*"atrbpn" + 0.007*"penyiapan" + 0.006*"suryo" + 0.006*"roy"'
T3	'0.020*"erick" + 0.016*"thohir" + 0.012*"menpora" +0.009*"olahraga" + "0.009*"djamari" + 0.008*"menko" +0.008*"chaniago" + 0.007*"polkam" + "0.007*"reshuffle" + 0.006*"melantik"'
T4	'0.029*"pbb" + 0.010*"mbg" + 0.009*"sidang" +0.005*"keracunan" + '0.005*"york" + 0.005*"new" + 0.004*"ekonomi" +0.004*"israel" + "0.004*"majelis" + 0.003*"jenderal"'
T5	'0.029*"pbb" + 0.010*"mbg" + 0.009*"sidang" + 0.005*"keracunan" + "0.005*"york" + 0.005*"new" +0.004*"ekonomi" + 0.004*"israel" + "0.004*"majelis" + 0.003*"jenderal"'

Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model LDA berhasil mengidentifikasi tema-tema berbeda yang menjadi perhatian publik di media sosial, dan *coherence score* yang diperoleh menegaskan validitas pemisahan topik yang dihasilkan.

Dengan demikian, pemodelan ini dapat digunakan sebagai dasar analisis lanjutan terhadap dinamika isu yang berkembang dalam konteks penelitian.

III.3 Interpretasi Topik dan Pembahasan Isu Secara Mendalam

Tabel 3 menunjukkan daftar topik yang terbentuk beserta kata-kata dominan dan label topik yang mewakili inti pembahasan dari masing-masing topik. Setiap topik menggambarkan isu yang berbeda dan merefleksikan berbagai aspek diskursus publik yang muncul di media sosial terkait konteks penelitian.

Tabel 3. Daftar Topik Terbentuk

Topik	Kata Dominan	Label
T0	budi, mbg, purbaya, target, pejabat, sma, out, manokwari, arie, reshuffle	Isu Birokrasi & Pejabat Kementerian
T1	jokowi, kapolri, mbg, bumh, polri, listyo, sigit, reformasi, jenderal, dukung	Reformasi Kepolisian & Kapolri
T2	jokowi, kementerian, mendukung, telantar, pemanfaatan, lahan, atrbnp, penyiapan, suryo, roy	Kebijakan Pertanahan & ATR/BPN
T3	erick, thohir, menpora, olahraga, djamari, menko, chaniago, polkam, reshuffle, melantik	Erick Thohir & Dinamika Kementerian/BUMN
T4	pbb, mbg, sidang, keracunan, york, new, ekonomi, israel, majelis, jenderal	Isu Internasional: Sidang PBB & Diplomasi
T5	jokowi, reshuffle, uts, osaka, israel, paviliun, insearch, expo, bbm, pecat	Aktivitas Internasional

- Topik 0 (Isu Birokrasi & Pejabat Kementerian)
Memuat kata-kata yang berkaitan dengan dinamika pergantian pejabat dan birokrasi di tingkat kementerian, seperti nama-nama tokoh dan istilah “*reshuffle*” yang menggambarkan perombakan jabatan.
- Topik 1 (Reformasi Kepolisian & Kapolri)
Menampilkan diskusi seputar kepemimpinan nasional, terutama terkait Kapolri dan reformasi institusi kepolisian yang menjadi fokus perhatian publik.
- Topik 2 (Kebijakan Pertanahan & ATR/BPN)
Berisi isu-isu tentang kebijakan pertanahan, pemanfaatan lahan, serta peran Kementerian Agraria dan Tata Ruang/Badan Pertanahan Nasional (ATR/BPN).
- Topik 3 (Erick Thohir & Dinamika Kementerian/BUMN)
Berkaitan dengan aktivitas dan dinamika Kementerian BUMN, termasuk peran tokoh penting seperti Erick Thohir serta pembahasan terkait olahraga dan *reshuffle* kementerian.
- Topik 4 (Isu Internasional: Sidang PBB & Diplomasi)
Menyoroti isu-isu internasional, seperti sidang PBB, keracunan, serta hubungan diplomasi yang melibatkan berbagai negara.
- Topik 5 (Aktivitas Internasional)
Merepresentasikan peristiwa dan kegiatan internasional, termasuk konferensi, pameran (*expo*), dan isu geopolitik yang juga dibahas dalam percakapan publik.

Dengan interpretasi ini, terlihat bahwa keenam topik mampu menggambarkan beragam isu penting yang menjadi perhatian masyarakat di media sosial dalam konteks penelitian, sekaligus menunjukkan struktur diskursus yang kompleks dan beragam.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini berhasil menerapkan metode *Latent Dirichlet Allocation* (LDA) untuk memodelkan dan mengidentifikasi topik-topik utama yang berkembang dalam percakapan publik di media sosial terkait isu awal pemerintahan Prabowo-Gibran. Berdasarkan evaluasi menggunakan *coherence score*, jumlah topik optimal yang dipilih adalah enam topik, dengan nilai koherensi tertinggi sebesar 0,5210 yang menunjukkan model mampu menghasilkan kelompok kata yang konsisten secara semantik dan relevan secara konseptual.

Keenam topik yang terbentuk secara signifikan mewakili berbagai isu penting yang tengah menjadi perhatian publik, mulai dari dinamika birokrasi dan pergantian pejabat kementerian, reformasi institusi kepolisian, kebijakan pertanahan, aktivitas dan dinamika Kementerian BUMN, hingga isu-isu internasional yang mencakup diplomasi dan kegiatan global. Proses interpretasi topik yang dilakukan dengan mempertimbangkan konteks sosial dan wacana publik memastikan bahwa hasil pemodelan tidak hanya akurat secara statistik, tetapi juga bermakna dan aplikatif untuk memahami pola diskursus masyarakat. Dengan demikian, penelitian ini memberikan kontribusi dalam mengungkap pola tersembunyi dan struktur isu yang berkembang di media sosial, serta menyediakan landasan analisis yang kuat untuk studi lanjutan mengenai dinamika opini dan perhatian publik.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis menyampaikan terima kasih yang sebesar-besarnya kepada semua pihak yang telah memberikan dukungan dan bantuan selama pelaksanaan penelitian ini. Terima kasih khusus disampaikan kepada dosen pembimbing yang telah membimbing dan memberikan arahan berharga sehingga penelitian dan penulisan karya ini dapat terselesaikan dengan baik.

REFERENSI

- [1] Universitas Hasanuddin, Indonesia *et al.*, “Social Media in Shaping Public Opinion Roles and Impact: A Systematic Review,” *J. Komun. Malays. J. Commun.*, vol. 40, no. 2, pp. 205–223, Jun. 2024, doi: 10.17576/JKMJC-2024-4002-12.
- [2] R. Chandrasekaran, V. Mehta, T. Valkunde, and E. Moustakas, “Topics, Trends, and Sentiments of Tweets About the COVID-19 Pandemic: Temporal Inveillance Study,” *J. Med. Internet Res.*, vol. 22, no. 10, p. e22624, Oct. 2020, doi: 10.2196/22624.
- [3] D. B. Papadimitriou, N. Rodousakis, G. T. Yajima, and G. Zezza, “Desafios económicos del nuevo gobierno de los Estados Unidos,” *El Trimest. Económico*, vol. 92, no. 366, pp. 517–532, Apr. 2025, doi: 10.20430/ete.v92i366.2845.
- [4] “The promise and peril of the first year,” UVA MILLER CENTRE. [Online]. Available: <https://millercenter.org/issues-policy/governance/the-promise-and-peril-of-the-first-year>
- [5] “Political uncertainty, market anomalies and Presidential honeymoons,” *J. Bank. Finance*, vol. Volume 113, 2020, 105749, ISSN 0378-4266, doi: <https://doi.org/10.1016/j.jbankfin.2020.105749>.
- [6] W. Mustainah and E. A. Indrariansi, “ANALISIS WACANA KRITIS PEMBERITAAN 100 HARI GEBRAKAN PRABOWO- GIBRAN DI DUNIA PENDIDIKAN PADA MEDIA KOMPAS.COM,” vol. 10, 2025.
- [7] A. Muhaimin *et al.*, “Social Media Analysis and Topic Modeling: Case Study of Stunting in Indonesia,” *Telematika*, vol. 20, no. 3, p. 406, Nov. 2023, doi: 10.31315/telematika.v20i3.10797.
- [8] A. A.-F. Rahmat, A. M. Bachtar, D. Dharmayanti, F. F. Adwijaya, and A. S. Muharam, “Enhancing Topic Modeling Coherence through Aggregation: A Case Study of Indonesian Rupiah Inflation on Social Media,” in *2024 International Conference on Informatics Engineering, Science & Technology (INCITEST)*, Bandung, Indonesia: IEEE, Oct. 2024, pp. 1–8. doi: 10.1109/INCITEST64888.2024.11121462.
- [9] M. K H, H. Zainuddin, and Y. Wabula, “Twitter Social Media Conversion Topic Trending Analysis Using Latent Dirichlet Allocation Algorithm,” *J. Appl. Eng. Technol. Sci. JAETS*, vol. 4, no. 1, pp. 390–399, Dec. 2022, doi: 10.37385/jaets.v4i1.1143.
- [10] D. Z. T. Kannitha, M. Mustafid, and P. Kartikasari, “PEMODELAN TOPIK PADA KELUHAN PELANGGAN MENGGUNAKAN ALGORITMA LATENT DIRICHLET ALLOCATION DALAM MEDIA SOSIAL TWITTER,” *J. Gaussian*, vol. 11, no. 2, pp. 266–277, Aug. 2022, doi: 10.14710/j.gauss.v11i2.35474.
- [11] G. Rosalinda, R. Santoso, and P. Kartikasari, “PEMODELAN TOPIK ULASAN APLIKASI NETFLIX PADA GOOGLE PLAY STORE MENGGUNAKAN LATENT DIRICHLET ALLOCATION,” *J. Gaussian*, vol. 11, no. 4, pp. 554–561, Feb. 2023, doi: 10.14710/j.gauss.11.4.554-561.
- [12] M. A. A. Yasin, D. A. Prasetya, and T. M. Fahrudin, “Analisis Sentimen Tiktok Shop Menggunakan Metode Multinomial Naïve Bayes Dan BM25,” 2024.
- [13] B. A. H. Murshed, J. Abawajy, S. Mallappa, M. A. N. Saif, S. M. Al-Ghuribi, and F. A. Ghanem, “Enhancing Big Social Media Data Quality for Use in Short-Text Topic Modeling,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 105328–105351, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3211396.
- [14] R. Valletunga, I. Scarpino, M. C. Martinis, F. Luzzi, and C. Zucco, “Applications of Text Mining techniques to extract meaningful information from gastroenterology medical reports,” *J. Comput. Sci.*, vol. 83, p. 102458, Dec. 2024, doi: 10.1016/j.jocs.2024.102458.